## 再谈一次 AI 的逻辑结构

YKY 甄景贤

July 30, 2020

#### Table of contents

- 1 Curry-Howard isomorphism
- 2 Type theory
- 3 Curry-Howard isomorphism 的一些细节
  - 4 谓词逻辑 (predicate logic)
- 5 Logic
- 6 和 AI 的关系
- 7 逻辑的 invariance 结构
- 9 Topos theory and fibrations
- 11 「神经」知识表示
- 12 神经 特征簇 (feature clusters)
- 13 高阶 特徵
- 14 关於 "model-based reasoning" 的质疑
- 15 神经 ↔ 逻辑 correspondence



#### Curry-Howard isomorphism

- Curry-Howard isomorphism 是现代逻辑的 核心思想,但我初时没有留意, 以致很多东西看不懂,明白之后豁然开朗
- 它讲的是 逻辑证明 与 计算 之间的深刻关系:

- 免括 ⇒:逻辑是一些符号/形式上的推导,所以逻辑证明 (derivations)必然对应於某种 计算 (computation),这很容易理解
- 再看 ⇐: 当人们企图定义 普遍的计算模式 (models of computation) 时, 发觉 总是对应於 某些逻辑;这一点比较神秘,我也不完全了解
- 这个关系的 发现者 至少包括:
  Brouwer-Heyting-Kolmogorov-Curry-de Bruijn-Howard

#### Type theory

- 首先了解一下 type theory, 它起源於 Bertrand Russell 为了避开 数理逻辑上的 悖论 (paradox) 的尝试
- 后来发现 type thoery 用来定义 programs 很有用
- 大家都知道 Lisp 语言没有 types,它是一种 untyped λ-calculus
- 在 Lisp 之上引入 type system, 衍生成 ML, Caml, OCaml, Haskell, 等 一系列的语言
- 每一个 program 属於某个 type, 例如 length() 函数:

$$length: String \rightarrow Integer \tag{2}$$

它输入一个 字串, 输出一个 整数 (字串的长度)

# Curry-Howard isomorphism 的一些细节

• 例如 我们定义一个函数 f, 由 A 类 映射到 B 类:

$$f:A \to B$$

● 这对应於 逻辑上「A 蕴涵 B」的关系:

$$A \Rightarrow B$$

• 逻辑上,每个命题 A 都有一个 proof object 或 witness, 记作  $\square: A$ 

证明,这里不赘述了

• 而函数 
$$f$$
 就是将  $a:A$  (A 的证明)映射到  $b:B$  (B 的证明): 
$$f:a\mapsto b$$

ullet 类似地,有函数可以将 两个分开的命题 A 和 B 的证明 映射到  $A\wedge B$  的

(3)

(4)

(5)

• 简言之,可以建立 命题逻辑 的  $\Rightarrow$ ,  $\land$ ,  $\lor$ ,  $\lnot$  对应到一些函数上,这些函数 用 typed  $\lambda$ -calculus 定义

• 但与  $\lambda$ -calculus 对应的逻辑 没有 排中律,它是 intuitionistic logic. 这种逻辑 符合 数学上的 构造主义 (constructivism)

### 谓词逻辑 (predicate logic)

- 刚才说明了, type theory 对应於 命题逻辑
- 如果要处理 predicates, 需要一些 特殊的 types
- Predicate 就是一个有「洞」的命题,填入某些 objects 之后变成真正的命题
- 换句话说 predicate P 是一个函数  $P: X \to \mathcal{U}$ ,对每个 x 产生 P(x),这 P(x) 也是一个 type, 而  $\mathcal{U}$  是所有 types 的 universe
- 这样会产生一些不是很像「命题」的 types, 例如 自然数的类 N, 似乎不是命题; 关於这点我暂时仍不太明白
- 重点是: type theory 很自然地 同构於 categories, with objects = types and morphisms = function types  $(A \rightarrow B)$
- 而在 categories 中,predicate 的结构可以用 fibration 描述,记作 ↓ Set
- Fibrations 符合某种 universal property, 是从代数几何 / 拓扑 借来的概念

#### Logic's topology and geometry

- 有些逻辑学家 察觉到 类型论 的  $au_1 o au_2$  和逻辑中 P o Q 是一模一样的
- 这关系的深刻之处,在於把符号逻辑上的 proofs 和程式语言的 programs 划上等号,前者是符号/静态的,后者是程序/动态的
- 每个 proof 就是一个 program,它输入一些 arguments,输出关於那些 arguments 的证明
- 例如:「所有人都会死」是一个 program, 它输入「苏格拉底」, 输出「苏格拉底会死」
- 这个对应也許可以应用到深度学习:神经网络 也是一種 函數 / mapping, 它将 逻辑前提 map 到结论

#### 和 AI 的关系

那既然 AI 基於 逻辑,而逻辑的结构 如上所述,则 AI 与逻辑之间 必然存在 精确 (precise) 的联系

\_

#### 逻辑的 invariance 结构

- 以前曾经说过,机器视觉的成功,有赖於将视觉的几何结构 impose 在深度神经网络上
- 这深度神经网络原本是"free"的,但加了限制之后,权重空间变小了 (例如维数降低),所以学习加速了
- 所谓 symmetry 的意义,简单例子:「如果知道左边等於右边,那就只需计算一次」
- 换句话说,数学家喜欢对称性,是因为它经常可以简化计算
- 同理, 我们想将 逻辑结构 的对称性 impose 到神经网络
- 实际上,可能只需要逻辑上的交换律,就可以达到强人工智能,正如机器视觉的成功,在於引入了CNN的convolution结构,后者只是视觉不变性的其中一个最显著的invariant
- 现代逻辑理论 非常漂亮,我花了十多年时间才弄懂,我希望将这套 逻辑-学习 理论简单讲解一下,也算功德完满了

- 在经典时代,逻辑的代数形式可以用 Boolean algebra 表述,然而这方法 只适用於 命题逻辑
- Boolean algebra 是中学生熟悉的, 类似 Venn diagram 的结构 这种结构和 拓樸学 的 open sets 结构一样, 所以 命题逻辑 也可以看成是
- 一种 topology
- 然而 predicate logic 的结构更复杂,直到最近才有比较完善的表述
- 现代逻辑结构和 type theory 有深刻的关系,此即 Curry-Howard

• 现代逻辑也涉及 topos theory, 那是一种由 algebraic geometry 引入的结构

isomorphism

#### Topos theory and fibrations

- Predicate logic (谓词逻辑) 和 命题逻辑 之间的差异在於 fibration 结构
- ullet Fibration 通常用  $\overset{\mathbb{E}}{\underset{\mathbb{B}}{\downarrow}}$  表示,  $\mathbb{B}=$  base space,  $\mathbb{E}=$  ètalè space, p= projection
- Base space 是 type 的空间, ètale space 是 predicate 的空间
- 由於 Curry-Howard 对应, type = propositions, 在 base 空间上只有 命题逻
- 例如 B 空间的一个 type 是 Human, E 空间的一个谓词是 Mortal
- 於是有以下这个 type inference rule:

辑

$$i: \operatorname{Human} \vdash \operatorname{Mortal}(i): \operatorname{Prop}$$
 (6)

意思是说,如果 i 属於 Human 类型,则 Mortal(i) 属於 Prop 类型

• H(a) is a type.

• *H* is a prodicate type.

• The proof of H(a) may be the tuple (a,H) or  $a\in H$ 

### 「神经」知识表示

为什么要研究 神经知识表示?

- 从经典 logic-based AI 的传统,一直在使用「符号」的知识表示法
- 符号逻辑 很容易转换成 抽象代数 / 范畴论 形式(它们是同一个大家庭的
- 然而 或许存在 截然不同 的知识表示法? 但我们很难想像它 长什么样子 ● 人脑的「神经」知识表示,可以作为参考,然后再研究它和逻辑表示之间
  - 的 correspondence

神经知识表示 的特点:

「近亲」)

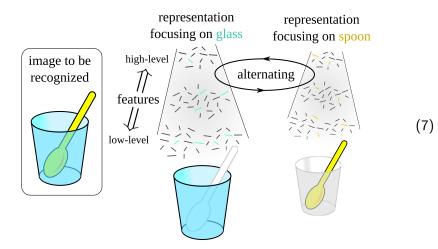
- distributive (分布性)
- model-based (vs rule-based)
- in situ(固定性)— 例如辨认「猫」的时候,大脑中 相应的神经元被 激 活,但这些 神经元 不能移动,所以「猫」的表示 也不可移动

问题是:如果要辨认「白猫追黑猫」、「猫」的表示是固定的,则这两个「猫」

- 表示 如何共存於神经网络中?
- 答案很可能是: 两个「猫」交替地 出现在 时间上

# 神经 特征簇 (feature clusters)

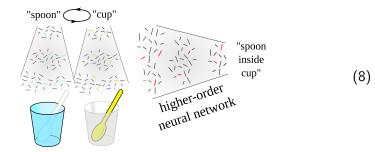
例如,以「匙羹在杯中」作例子:



每个 复杂物体 由一个 feature cluster 辨认。多个「特征簇」在时间上交替出现,可以看成是一种 composition,例如  $A \cdot B$  或  $A \circ B$ .

#### 高阶 特徵

• 一串 特征簇 的时间序列,例如  $A \cdot B$ ,可以被 更高阶 的神经网络 用作输入。高阶辨认 的结果是一些关系 (relations),例如「匙羹在杯内」



- 这似乎是一个 特征空间  $\times$  时间 的映射  $f: X \times T \to Y$
- 关於这部分其实我仍未肯定,或许有其他方法

# 关於 "model-based reasoning" 的质疑

- 很多人认为大脑的思考方式是 先在脑中构造 models, 然后再从 models 中 「读出」一些结论
- 例如给定一个描述:「已婚妇人出轨,用刀刺死丈夫」



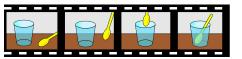
lı <del>stə 6/</del>5

(9)

- 如果假设「妻子有长头发」、「丈夫死时穿著西装」, 这些都是 臆想 出来的 细节, 是不正确的
- 那么这 model 可以有哪些细节? 答案是:任何细节都不可以有,除非是逻辑上蕴含的
- 例如我们可以假设妻子 probably 有一双手臂,但也有例外的情况是独臂的,这是一种 逻辑推导
- 所以,其实所谓 "model-based reasoning" 并没有那么神奇,也并不一定正确,它的细节必需被 逻辑 约束
- 而 model 本身也可以用一些 抽象的逻辑命题 构成,这也是合理的;反而, 一个有很多感官细节的 model 并不合理

#### 神经 ↔ 逻辑 correspondence

- 我们的目标是了解 神经表示 和 逻辑表示 之间的关系,这关系或许可以用 范畴论描述?
- 定义 复杂情境 (complex scenario) 是 感知材料 (sensory data) 的一个片段,如:



(10)

又或者一个故事,例如「John 爱 Mary 但 Mary 不爱他」

- 一个复杂情境 可以用若干个 特征簇 描述
- Equivalently, 复杂情境可以用逻辑表示,就是一大堆逻辑命题的 conjunction, 这些命题 钜细无遗 地描述该情境

